

칼라 불변량을 이용한 환경 적응적인 영상 분할

장 석 우*

Environment-Adaptive Image Segmentation Using Color Invariants

Seok-Woo Jang*

요 약

현재까지 다양한 영상 분할 방법들이 계속해서 제안되어 오고 있으나 특정한 제약조건이 설정되지 않은 일반적인 자연 환경의 조건 하에서 촬영된 영상으로부터 조명, 음영, 그리고 하이라이트 등과 같은 주변의 환경 요인에 영향을 받지 않고 강건하게 영상을 분할하는 작업은 여전히 매우 어려운 작업으로 알려져 있다. 본 논문에서는 이런 문제를 일정 부분 해결하기 위해서 칼라 불변량을 이용한 환경 적응적인 영상 분할 방법을 제안한다. 제안된 방법에서는 W, C, U, N, H와 같은 여러 가지 칼라 불변량을 소개하고, 조명이나 음영, 그리고 하이라이트와 같은 영상이 촬영되는 주변 환경의 요인들을 자동으로 검출한다. 그리고 검출된 환경 요인에 최적으로 적합한 칼라 불변량을 선택하여 에지를 기반으로 영상을 효과적으로 분할한다. 본 논문의 실험 결과에서는 제안한 방법이 기존의 방법에 비해서 주변의 환경 변화에 강건하게 에지를 기반으로 영상을 분할하는 것을 보여준다. 본 논문에서 제안된 방법은 주위 환경에 상당수 독립적으로 동작하므로 환경에 강건한 에지 기반의 영상 분할이 필요한 여러 응용 시스템에서 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

Abstract

Even though various types of image segmentation methods have been extensively introduced, robustly segmenting images to environmental conditions such as illumination changes, shading, highlight, etc, has been known to be a very difficult task. To resolve the problem in some degree, we propose in this paper an environment-adaptive image segmentation approach using color invariants. The suggested method first introduces several color invariants like W, C, U, N, and H, and automatically measures environmental conditions in which images are captured. It then chooses the most adequate color invariant to environmental factors, and effectively extracts edges using the selected invariant. Experimental results show that the proposed method can robustly perform edge-based segmentation rather than existing methods. We expect that our method will be useful in many real applications which require edge-based image segmentation.

▶ Keyword : 칼라 불변량(Color invariant), 영상 분할(Image segmentation), 주변 환경(Surrounding environment), 에지(Edge)

• 제1저자 : 장석우
• 투고일 : 2010. 08. 26, 심사일 : 2010. 08. 30, 게재확정일 : 2010. 09. 07.
* 안양대학교 디지털미디어학과 교수

1. 서론

다양한 칼라 영상으로부터 사용자가 원하는 일정한 유사 영역을 자동적으로 분할하는 영상 분할(image segmentation)은 얼굴 인식, 이동 물체 감지 및 추적, 제스처 분석, 영상 압축, 동작 이해 등의 컴퓨터 비전 및 멀티미디어 관련 응용시스템에서 분석, 인식, 그리고 이해 등의 본격적인 단계로 진행하기 위해서는 반드시 거쳐야 하는 매우 중요하면서도 기본적인 저수준(low-level) 영상처리 기법이다. 그러나 조명이나 카메라 설정 등과 같은 특정한 제약조건이 없는 일반적인면서도 자연스러운 환경에서 촬영된 영상에서 원하는 물체 또는 배경 영역을 효과적이고 정확하게 분할하는 작업은 사람에게는 용이할 수 있으나, 이를 자동으로 수행하는 영상처리 컴퓨터 프로그램을 작성하는 것은 매우 어려운 작업이다[1].

지난 몇 십 년간 영상 분할에 관련된 다양한 연구들이 진행되어 오고 있다. 에지(edge) 기반의 방법은 명암 값이나 칼라 값의 차이가 일정 값 이상이 되는 화소를 에지로 정의하고, 이들 에지를 연결하여 물체를 분할할 수 있다[2]. 보통 에지들을 연결하면 물체의 경계 부분에 해당하는데, 에지의 연결을 보다 자연스럽게 수행하기 위해 일정한 전처리나 후처리를 적용하는 경우가 많이 있다. 히스토그램을 이용한 방법은 명암 값이나 칼라 값, 또는 텍스처 정보를 2차원이나 3차원 히스토그램으로 생성하고, 생성된 히스토그램의 영역을 2 개 또는 그 이상의 부영역으로 분류한 후, 각 히스토그램의 부영역들에 대응하는 부분을 원래 영상에서 추출하여 영상을 분할할 수 있다[3]. 클러스터링을 이용한 방법은 입력영상 내에 포함된 모든 화소들을 대상으로 감독(supervised) 또는 비감독(non-supervised) 클러스터링 알고리즘에 적용하여 유사한 거리 특징 값을 가지는 화소들을 군집별로 분리하여 영상을 분할하는 방법이다[4]. 그래프를 이용한 방법은 그래프 컷(graph cut)과 같은 프레임워크를 이용하여 영역 기반 단위로 최적화를 수행하면서 영상 분할을 수행하는 방법이다[5]. 이런 방법 외에도 적응적인 임계치(threshold)를 이용한 방법, 영역 확장(region growing)을 이용한 방법, 레벨 조절을 이용한 방법, 두 가지 이상의 방법을 결합한(hybrid) 방법 등 매우 다양한 영상분할 방법들이 다양한 분야에서 제안되어 활용되고 있다[6].

이와 같이 다양한 영상 분할 방법들이 계속해서 제안되어 오고 있으나 특정한 제약조건이 설정되지 않은 일반적인 자연 환경 조건 하에서 촬영된 영상으로부터 조명(illumination), 음영(shading), 하이라이트(highlight) 등과 같은 주변 환경 요인에 영향을 받지 않고 강건하게 영상을 분할하는 작업은 여전히 매우 어려운 작업으로 알려져 있다. 일반적으로,

칼라를 기반으로 한 영상 분할이 명암을 기반으로 한 분할보다는 보다 구분력이 높다. 따라서 위에서 언급한 영상 분할 문제를 효과적으로 해결하기 위해서 RGB, 정규화된 RGB, YIQ, HSV, 그리고 YCbCr 등과 같은 여러 가지 종류의 칼라 공간과 해당되는 칼라 요소를 선택적으로 사용하고 있으나 주변 환경에 강건하게 영상 분할을 수행하기는 쉽지 않다.

본 논문에서는 이러한 문제를 일정 부분 해결하기 위해서 E, W, C, U, N, H와 같은 여러 가지 칼라 불변량(color invariant)을 소개하고, 조명이나 음영, 그리고 하이라이트와 같은 영상이 촬영되는 주변 환경의 요인들을 자동으로 검출한 후, 검출된 환경 요인에 최적으로 적합한 칼라 불변량을 선택하여 에지를 기반으로 영상을 효과적으로 분할하는 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안된 방법은 주위 환경에 상당수 독립적으로 동작하므로 환경에 강건한 에지 기반의 영상 분할이 필요한 여러 응용시스템에서 매우 유용하게 사용될 수 있을 것으로 기대한다. 그림 1은 본 논문에서 제안하는 주변 환경에 적응적인 영상 분할 방법의 전체적인 개요도를 보여준다.

그림 1에서 샘플 화소를 설정하는 단계에서는 입력영상으로부터 전체적으로 균일한 간격으로 이홉 개의 샘플 블록을 선정하여 사용한다. 또한, 영상의 환경 요소를 추출하는 단계에서는 선정된 이홉 개의 샘플 블록으로부터 입력영상이 조명, 음영, 그리고 하이라이트 속성을 얼마만큼 포함하고 있는지를 나타내는 환경 인자를 추출한다. 그리고 최적의 칼라 불변량을 선정하는 단계에서는 이전 단계에서 추출된 환경 인자들을 충분히 고려하여 테스트 영상에 가장 적합한 칼라 불변량을 효과적으로 선택한다. 그런 다음, 최종적으로 선택된 칼라 불변량을 이용하여 에지를 기반으로 영상 분할을 효과적으로 수행한다.

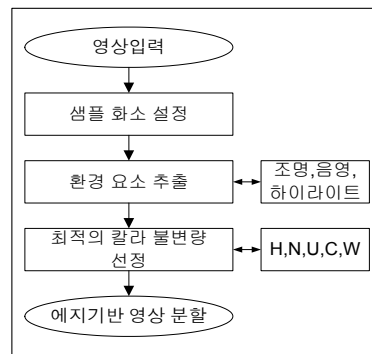


그림 1. 전체 구성도
Fig. 1. Overall Flow

1장에서는 본 연구를 수행하게 된 동기 및 배경, 그리고 전체적인 개요를 기술하였다. 2장에서는 칼라 불변량의 기본적인 개념과 유도과정, 그리고 그 종류에 대해 소개한다. 3장

에서는 영상으로부터 샘플 화소를 설정하여 환경 인자를 추출하고, 추출된 환경 조건에 최적으로 적합한 칼라 불변량을 선택하여 영상을 효과적으로 분할하는 방법에 대해 설명한다. 그리고 4장에서는 본 논문에서 수행한 실험결과를 보이며, 5장에서는 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

II. 칼라 불변량

본 논문에서 사용하는 칼라 불변량(color invariants)[7]은 물체의 반사 스펙트럼을 이용하여 영상의 형성 과정을 모델링하는 식 (1)과 같이 정의되는 Kubelka-Munk 이론[8]에 기반을 두고 있다.

$$E(\lambda, \vec{x}) = e(\lambda, \vec{x})(1 - \rho_f(\vec{x}))^2 R_{\infty}(\lambda, \vec{x}) + e(\lambda, \vec{x})\rho_f(\vec{x}) \dots (1)$$

식 (1)에서 \vec{x} 는 영상이 형성되는 평면의 위치 (x,y)를 나타내는 2차원 벡터이고, λ 는 빛의 파장을 의미한다. 그리고 $e(\lambda, \vec{x})$ 는 조명의 스펙트럼(illumination spectrum)을 나타내며, $\rho_f(\vec{x})$ 는 \vec{x} 에서의 프레즈넬 반사(Fresnel reflectance)를 의미한다. 물체의 반사력은 $R_{\infty}(\lambda, \vec{x})$ 에 의해 표시되며, 보는 방향 (viewing direction)에서의 반사 스펙트럼은 $E(\lambda, \vec{x})$ 로 주어진다. Kubelka-Munk의 반사 모델은 일반적으로 투명하지 않은 물체에 대해 유효하다고 알려져 있다.

식 (1)의 영상 형성 과정을 광학적으로 모델링하는 과정은 그림 2와 같이 도시될 수 있다. 그림 2에서 s는 조명의 방향을 나타내는 벡터이고, n은 물체 표면의 노말(normal) 벡터이며, v는 관찰 방향을 나타내는 벡터이다. 그리고 n1과 n2는 각각 공기와 물체에 대한 빛의 굴절률(refractive rate)을 의미하며, d는 물체의 두께를 표시한다.

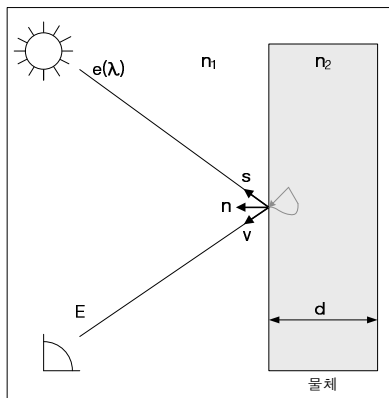


그림 2. 광학 모델
Fig. 2. Photometric Model

식 (1)에서 정의한 광학 반사 모델을 이용하여 칼라 영상에서 불변되는 여러 가지 특성들이 유도될 수 있다. 예를 들어, 동일한 에너지(equal energy)와 균일하지 않은 조명(uneven illumination) 환경을 고려해 보자. 동일한 에너지 조명 환경에서는 조명 소스의 스펙트럼 요소가 파장에 대해서는 모두 일정하고 위치에 대해서는 변화한다. 그러므로 공간적인 요소인 $i(x)$ 가 명암도 변화를 나타낸다면, 식 (1)에서 $e(\lambda, x)$ 는 $i(x)$ 로 표시 가능하다. 그리고 표기상의 편의를 위해 먼저 1차원적인 경우를 고려하면 식 (1)은 식 (2)와 같이 유도될 수 있다.

$$E(\lambda, x) = i(x) \{ \rho_f(x) + (1 - \rho_f(x))^2 R_{\infty}(\lambda, x) \} \dots (2)$$

식 (2)를 인수 λ 에 대해 1차 및 2차 미분하고, 표기상의 편의를 위해 $E(\lambda, x)$ 에서 (λ, x) 를 생략하면 식 (3)과 식 (4)를 유도할 수 있다.

$$E_{\lambda} = i(x)(1 - \rho_f(x))^2 \frac{\partial R_{\infty}(\lambda, x)}{\partial \lambda} \dots (3)$$

$$E_{\lambda\lambda} = i(x)(1 - \rho_f(x))^2 \frac{\partial^2 R_{\infty}(\lambda, x)}{\partial \lambda^2} \dots (4)$$

식 (3)을 식 (4)로 나누면 식 (5)를 유도할 수 있다.

$$H = \frac{E_{\lambda}}{E_{\lambda\lambda}} = \frac{\partial R_{\infty}(\lambda, x)}{\partial \lambda} / \frac{\partial^2 R_{\infty}(\lambda, x)}{\partial \lambda^2} = f(R_{\infty}(\lambda, x)) \dots (5)$$

식 (5)의 H 칼라 불변량은 물체의 반사 모델 $R_{\infty}(\lambda, x)$ 의 미분 값에만 의존적이 되며, 따라서 관찰자의 위치, 표면의 방향, 조명의 방향 및 강도, 그리고 프레즈넬 반사 계수에는 독립적인 물체의 반사 특성을 가진다. 일반적으로, H 칼라 불변량은 명암이나 하이라이트(highlight)에 무관한 색상(hue)에 대한 대표값 또는 물체의 대표 색상을 나타낸다.

칼라 불변량 H의 유도 과정과 유사한 방식으로 칼라 불변량 N, U, C, 그리고 W도 유도할 수 있다. 표 1은 Kubelka-Munk 반사 모델을 이용하여 주변 환경의 여러 변화에 따라 유도되는 다양한 종류의 칼라 불변량을 표로 보여주고 있다. 표 1에서 +는 칼라 불변량이 해당 조건에 대해 불변한다는 것을 나타내고, -는 불변하지 않는다는 것을 의미한다.

표 1. 환경 조건에 따른 칼라 불변량
Table 1. Color Invariants depending on Environments

	보는 방향	표면 방향	강한 조명	조명 방향	조명 강도	조명 색상
H	+	+	+	+	+	-
N	+	+	-	+	+	+
U	+	+	-	+	+	+
C	+	+	-	+	+	-
W	-	-	-	-	+	-

그리고 칼라 불변량은 영상이 촬영되는 주변 환경의 여러 조건 하에서 불변되는 범위가 얼마나 넓어지느냐에 따라서 아래의 식 (6)과 같이 정렬될 수도 있다.

$$H \subset N = U \subset C \subset W \dots\dots\dots (6)$$

칼라 불변량의 2차원으로서의 확장은 지역적인 게이지 좌표 (gauge coordinate)를 적용한 가우시안 칼라 공간을 1차원 칼라 불변량에 적용하여 이동, 회전, 크기 변화에 무관하게 2차원 확장이 수행된다. 그런 다음, 칼라 불변량의 공간적이고 스펙트럼적인 측정(measurement)을 수행한다. 칼라 불변량의 측정은 먼저 R, G, B 칼라값을 식 (7)을 이용해서 CIE 1964 XYZ 공간으로 변환하고, 식 (8)과 같이 XYZ 값으로부터 가우시안 칼라 모델로의 가장 적합한 선형 변환을 수행한 다음, 식 (7)과 식 (8)을 이용해 식 (9)와 같은 측정치를 구할 수 있게 된다.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} 0.62 & 0.11 & 0.19 \\ 0.30 & 0.56 & 0.05 \\ -0.01 & 0.03 & 1.11 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \dots\dots\dots (7)$$

$$\begin{bmatrix} E \\ E_\lambda \\ E_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} -0.48 & 1.2 & 0.28 \\ 0.48 & 0 & -0.4 \\ 1.18 & -1.3 & 0 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \dots\dots\dots (8)$$

$$\begin{bmatrix} E \\ E_\lambda \\ E_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.3 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.6 & 0.17 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \dots\dots\dots (9)$$

식 (9)에서 구한 측정치를 각 칼라 불변량을 유도한 최종 식에 대입하면 R, G, B 칼라 값으로부터 불변 값을 구할 수 있다.

III. 샘플영역 선정과 환경인수 추출

본 논문에서는 그림 3에서와 같이 입력 영상으로부터 9개의 샘플 블록 영역을 선정하고, 선정된 샘플 블록으로부터 영

상이 촬영된 환경 조건을 나타내는 인수를 추출한다. 9개의 샘플 블록을 선정한 이유는 환경 인수 추출에 소비되는 시간적인 복잡도를 최소화하면서 테스트 영상 전체적으로 균일하게 샘플 화소들을 획득하기 위함이다.

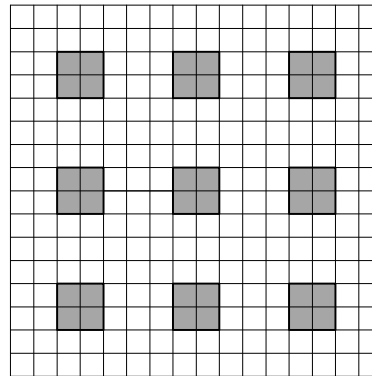


그림 3. 샘플 블록 추출
Fig. 3. Extraction of Sample Blocks

선정된 샘플 블록으로부터 본 논문에서는 조명(illumination)의 색상, 조명의 강도 변화, 음영(shading), 강한 조명인 하이라이트(highlight) 환경 조건을 나타내는 인수들을 추출한다. 먼저, 조명은 광고나 특수한 장면을 연출할 때를 제외하고는 일반적으로 백색광을 대부분 사용하므로 본 논문에서 조명의 색상은 백색광으로 설정한다. 즉, 조명의 색상 변화 인수는 고려하지 않는다.

조명의 변화를 나타내는 인수 E_{illu} 는 식 (10)과 같이 두 인접 영상 사이의 명암값의 차이로 정의한다. 본 논문에서는 고정된 카메라 환경을 가정하므로 인접한 영상 사이의 명암값의 차이가 일정 임계값 이상이면 두 인접 영상 사이의 조명의 변화가 존재한다고 판단할 수 있다.

$$E_{illu} = \frac{1}{9 \times n^2} \left(\sum_{k=1}^9 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{|I(B_i^k(i,j)) - I(B_{i-1}^k(i,j))|}{255} \right) \dots\dots\dots (10)$$

식 (10)에서 k는 9개의 샘플 블록을 나타내는 인덱스를 의미하고, n은 정방형 샘플 블록의 가로 또는 세로의 길이를 나타낸다. 그리고 I는 해당되는 영상 화소의 명암값을 의미하고, $B_i^k(i,j)$ 과 $B_{i-1}^k(i,j)$ 는 t시점과 t-1 시점 영상의 k번째 블록의 (i,j)위치를 나타낸다.

음영을 나타내는 인수는 식 (11)과 같이 샘플 블록에서 범블비(bumblebee) 스테레오 카메라와 물체 사이의 거리를 나타내는 포인트 클라우드(point cloud) 정보를 추출하여 정의

한다[9]. 일반적으로, 음영은 높이가 동일한 평면 위에서 생성되기 보다는 높이가 다른 물체들 사이에 조명이 비취질 때 생성되므로 본 논문에서는 이 정보를 활용하여 음영의 발생 가능성 인수 E_{shad} 를 식 (11)과 같이 정의한다. 식 (11)은 샘플로 선택된 9개의 블록에서 추출한 포인트 클라우드의 분산을 나타낸다. 본 논문에서는 카메라로부터 장면 사이의 거리(depth) 정보를 나타내는 포인트 클라우드 정보의 분산이 일정 임계값 이상이면 음영이 상당수 존재하는 환경이라고 판단한다.

$$E_{shad} = \frac{1}{9} \times \sum_{k=1}^9 (\widehat{PC} - PC(B_t^k))^2 \dots\dots\dots (11)$$

$$PC(B_t^k) = \frac{1}{m^2} \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m PC(B_t^k(i, j))$$

식 (11)에서 $PC(B_t^k(i, j))$ 는 t시점 영상의 k번째 블록의 (i,j) 위치로부터 추출한 깊이 정보인 포인트 클라우드 정보이며, $PC(B_t^k)$ 는 블록 k에서 추출한 포인트 클라우드 정보의 평균값이다. 그리고 \widehat{PC} 는 아홉 개의 샘플 블록에 대한 $PC(B_t^k)$ 의 평균값을 의미한다. 그림 4는 3차원 스테레오 카메라를 이용하여 실내 환경에서 촬영한 거리 맵(depth map)을 0에서 255 사이의 값으로 정규화한 영상의 한 예를 보여주고 있다.

현재까지 대부분의 영상처리 및 컴퓨터 비전 알고리즘은 입력 영상에 하이라이트가 존재하지 않는 환경을 가정하고 각각의



그림 4. 거리 맵의 예
Fig. 4. Example of Depth Map

알고리즘을 제시하였는데, [10]은 편광 필터로 하이라이트의 편광 특성을 이용해 하이라이트를 검출하고 제거하였으며, [11]은 램버션(Lambertian) 표면일 경우 보는 각도에 따라 반사 스펙트럴 구성이 다르다는 점을 이용해서 영상을 구하고 영상의 스펙트럴 차이를 이용해서 직반사 성분을 검출하는 방법을 제안하였다. 그러나 이런 방법들은 배경을 고려하지 않

고 물체에서 하이라이트를 검출하는 것을 목표로 하였으나, 실제 환경에서는 배경에서도 하이라이트가 존재한다. 그리고 [12]는 기존의 하이라이트 검출 문제점을 해결하기 위해 포토메트릭 스테레오 방법인 측광입체시법을 이용해서 하이라이트를 검출하는 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 기존의 방법처럼 조명 또는 광원의 위치를 인위적으로 다르게 하여 영상들을 획득하는 것과 같은 제약적인 환경에서 하이라이트를 추출하는 것이 아니라, 조명이나 그 외의 환경에 제약을 두지 않는 자연스러운 환경에서 촬영된 영상으로부터 하이라이트를 검출해야 한다. 따라서 이런 영상으로부터 하이라이트가 포함되어 있는지의 여부를 계산하는 작업은 매우 어려우며, 이를 위해서는 많은 연산시간을 필요로 한다. 본 논문의 주요 관심사는 영상으로부터 하이라이트의 존재 유무를 검출하는 새로운 알고리즘을 개발하는 것이 아니라, 영상 내의 하이라이트의 존재 유무를 판단하는 작업을 간략화하여 수행한다. 일반적으로, 영상에서 하이라이트 부분은 명도값이 매우 높으므로 본 논문에서는 화소값이 일정 임계치보다 높을 경우 하이라이트가 발생한다고 가정한다.

$$E_{high} = \frac{1}{9 \times n^2} \left(\sum_{k=1}^9 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n H(B_t^k(i, j)) \right) \dots\dots\dots (12)$$

IF $I(B_t^k(i, j)) > th$
 THEN $H(B_t^k(i, j)) = 1$
 ELSE
 THEN $H(B_t^k(i, j)) = 0$

따라서 본 논문에서는 하이라이트가 영상에 포함될 정도를 나타내는 인수 E_{high} 를 식 (12)와 같이 정의한다. 식 (12)에서 th 는 화소값의 하이라이트 여부를 결정하게 될 임계치이며, $H(B_t^k(i, j))$ 는 t시점 영상의 k번째 블록의 (i,j)위치에서의 화소값이 th 보다 클 경우에는 1의 값을 가지며, 그렇지 않은 경우에는 0의 값을 가진다. 그리고 아홉 개의 모든 샘플 블록에 대해 $H(B_t^k(i, j))$ 의 값이 1인 화소를 모두 카운트하여 더하고, 이 값을 0에서 1사이의 값으로 정규화한다. 최종적으로, E_{high} 값이 일정 임계치 이상일 경우에 영상 내에 하이라이트가 존재한다고 판단한다.

IV. 칼라 불변량 선택과 영상분할

영상이 촬영된 주변의 환경 정보를 나타내는 세 가지 환경 인수인 조명의 변화 인수 E_{illu} , 음영 인수 E_{shad} , 그리고 하이

라이트 인수 E_{high} 를 추출한 후에는, 이 값들을 기반으로 하여 에지 기반으로 영상 분할을 수행할 칼라 불변량을 자동적으로 선택한다. 본 논문에서는 세 가지 환경 인수의 값과 각각의 임계치인 TH_{illu} , TH_{shad} , 그리고 TH_{high} 를 복합적으로 고려하여 주변의 환경 변화를 반영한 영상 분할이 가장 효과적으로 수행될 수 있도록 칼라 불변량을 표 2와 같이 선택한다. 표 2에서 yes는 대응하는 환경 인수의 값이 해당 임계치(threshold)를 넘은 경우를 의미하고, no는 그렇지 않은 경우를 의미한다.

표 2 칼라 불변량 선택
Table 2 Selection of Color Invariants

$E_{illu} > TH_{illu}$	$E_{shad} > TH_{shad}$	$E_{high} > TH_{high}$	칼라불변량
yes	yes	yes	H
yes	yes	no	C, U, N, H
yes	no	yes	H
yes	no	no	W, C, U, N, H
no	yes	yes	H
no	yes	no	C, U, N, H
no	no	yes	H
no	no	no	E

표 2에서는 주변 환경 인수의 값의 범위에 따라 복수의 칼라 불변량이 선택될 수 있으나 제안된 방법에서는 후보 칼라 불변량 중에서 계산 복잡도가 가장 낮은 불변량을 선택하였다. 표 2에서 주변 환경 조건에 적합한 후보 칼라 불변량이 여러 개일 경우에 선택된 불변량은 밑줄로 표시하였다. 일반적으로, 칼라 불변량은 영상이 촬영되는 주변 환경의 여러 조건 하에서 불변되는 범위가 넓어질수록 계산 복잡도는 증가한다. 즉, 칼라 불변량 E에서 W, C, U, N, H의 순으로 갈수록 해당 칼라 불변량을 추출하기 위해 미분 등의 추가적인 계산이 필요하므로 요구되는 계산량은 증가한다. 그리고 본 논문에서는 조명의 색상 변화 환경 인수를 고려하지 않았으나 만일 조명의 색상 변화가 존재하고, 이에 대한 환경 인수를 추출할 수 있다면 칼라 불변량 중에서 N과 U도 선택될 수 있을 것이다.

이와 같이 영상이 촬영된 주변 환경 조건에 가장 적합하다고 판단된 칼라 불변량이 선택되면, 이 칼라 불변량 값의 1차 미분을 계산하여 영상으로부터 에지를 추출한다. 그러면 일반적으로 명암값이나 특정 칼라 공간 상의 칼라 요소를 기반으로 추출한 에지에 비해 제안된 주변 환경을 고려한 칼라 불변량 선택에 의한 에지 추출 방법이 조명의 변화, 음영, 하이라이트 등에 보다 강건한 결과를 추출할 수 있다.

IV. 실험결과

본 논문의 실험을 위하여 사용한 컴퓨터는 인텔 Pentium Core 2 Duo의 CPU와 4GB의 메모리를 사용하였고, 운영체제는 마이크로소프트사의 Windows XP Professional을 사용하였다. 그리고 소프트웨어 구현을 위한 컴파일러는 Visual C++ 2003을 이용하여 제안된 에지 기반의 영상 분할 알고리즘을 구현하였다. 또한, 시스템의 입력 영상으로는 특정한 제약조건이 주어지지 않은 일반적인 환경에서 촬영한 다양한 영상 데이터를 활용하였다.

그림 5는 실내의 사무실에서 촬영한 입력 영상으로부터 칼라 불변량 중의 하나인 H를 추출한 결과를 보여준다. 그림 5의 (b)에서 H의 값은 0에서 255까지의 값으로 정규화된 범위를 가진다. 그리고 그림 6은 그림 5의 입력 영상으로부터 칼라 불변량 E, W, C, U, N, 그리고 H를 적용한 후 이들의 에지 E_e , W_e , C_e , U_e , N_e , H_e 를 추출한 결과를 보여준다. 표 1의 칼라 불변량 특성에서 확인할 수 있듯이 일반적으로 W_e 는 조명의 강도 변화에 불변하고, C_e 와 N_e 는 음영의 존재에 독립적이며, H_e 는 조명의 강도, 음영, 그리고 하이라이트에 불변한다. 그리고 N_e 과 U_e 는 거의 동일한 에지 결과를 보인다.

그림 6의 에지 영상에서 사람이 입고 있는 상의 옷의 목 부분, 책꽂이 옆의 칸막이로 인해 벽에 형성된 그림자, 옷의 가슴 부분에 있는 원형의 단추 영역, 그리고 사람의 오른손 부분 근처의 키보드 영역 등에서 각 칼라 불변량 별로 에지의 정확도 및 선명도에 차이가 있는 것을 시각적으로 확인할 수 있다. 그림 5의 입력 영상인 경우 조명의 변화 인수, 음영 인수, 그리고 하이라이트 인수가 모두 존재한다고 판단되어 최종적인 에지 추출은 H 칼라 불변량을 이용하여 수행되었다. 그림 6의 결과에서 시각적으로 확인할 수 있듯이 다른 칼라 불변량을 이용한 방법보다 H 칼라 불변량을 이용한 방법이 에지를 기반으로 영상 분할을 보다 정확하게 수행하였다.

본 논문에서는 서로 다른 환경에서 촬영된 50 종류의 영상에 대해서 실험을 하였으며, 실험에서 주변 환경변화를 가장 잘 표현할 수 있다고 채택된 각 칼라 불변량의 퍼센트 비율은 그림 7과 같다. 그림 7에서 확인할 수 있듯이 조명의 강도 변화가 있다고 판단된 영상이 가장 많이 존재하였으며, 하이라이트 및 음영이 있을 확률이 높다고 판단된 영상도 그 다음으로 많았다. 그리고 특별한 주의 환경 변화가 존재하지 않는다고 판단한 영상이 가장 적었다.

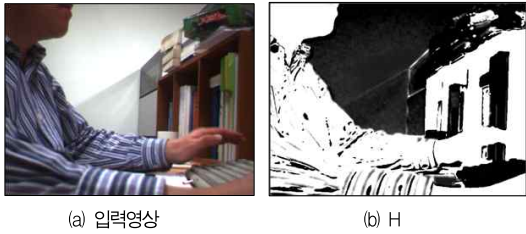


그림 5. 칼라 불변량 H 추출
Fig. 5. Extraction of H Color Invariant

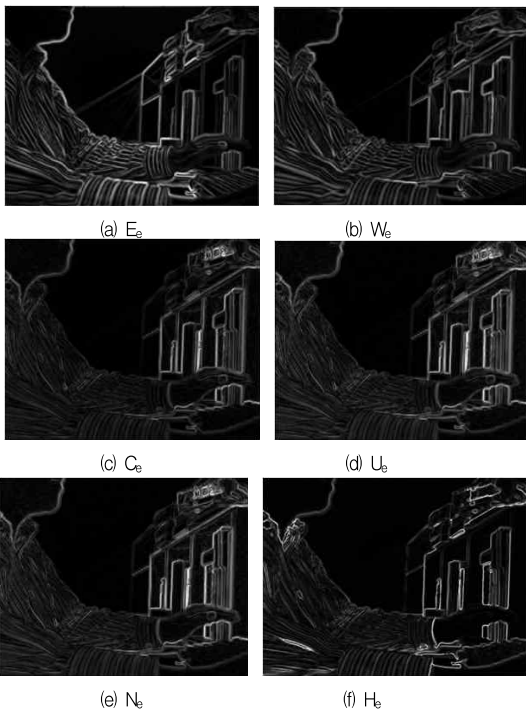


그림 6. 칼라 불변량 에지 추출
Fig. 6. Extraction of Color Invariant Edgeness

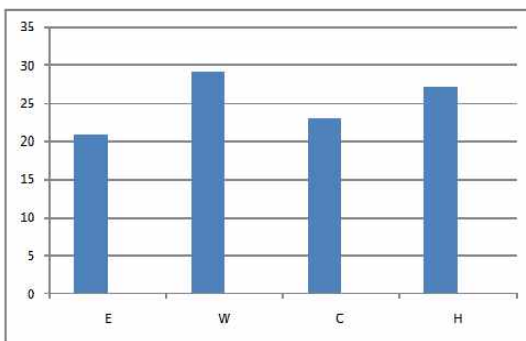


그림 7. 칼라 불변량 비율(%)
Fig. 7. Rate of Color Invariants(%)

그림 8은 그림 5의 동일한 입력 영상을 이용하여 기존의 에지 추출 방법 중에서 캐니(canny) 에지와 소벨(sobel) 에지를 추출한 결과를 보여준다. 그림 8의 결과에서 시각적으로 확인할 수 있듯이, 기존의 방법은 책꽂이 옆의 칸막이로 인해 벽에 형성된 그림자(음영)를 제거하지 못하였으며, 옷의 가슴 부분에 있는 원형의 단추 영역도 검출하여 못하였다. 그리고 사람의 오른손 부분 근처의 키보드 영역과 상의 옷의 목 부분의 에지 검출에서도 부분적으로 정확도가 낮은 것을 확인할 수 있다.

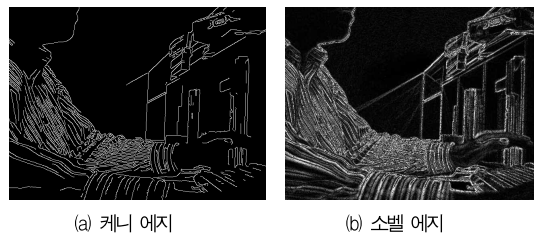


그림 8. 캐니 에지와 소벨 에지
Fig. 8. Canny and Sobel Edges

V. 결론 및 향후연구

칼라 영상으로부터 유사한(homogeneous) 부 영역들을 정확하게 분할하는 영상 분할 작업은 컴퓨터 비전 및 멀티미디어 관련 응용시스템에서 본격적인 단계로 진행하기 위해서는 반드시 거쳐야 하는 매우 중요하면서도 기본적인 저수준 영상처리 기법이다. 그러나 조명이나 카메라 설정 등과 같은 특정한 제약조건이 없는 일반적이면서 자연스러운 환경에서 촬영된 영상에서 원하는 영역을 효과적으로 분할하는 작업은 사람에게만 용이할 수 있으나, 이를 자동으로 수행하는 컴퓨터 프로그램을 작성하는 것은 매우 어려운 작업이다.

본 논문에서는 칼라 불변량을 이용하여 주변 환경 변화에 적응적으로 영상을 에지 기반으로 분할하는 방법을 제안하였다. 먼저, 입력영상에서 9개의 샘플 화소들을 추출하였고, 추출된 샘플들을 분석하여 영상이 촬영된 주변 환경 인자들을 측정하였다. 그런 다음, 측정된 주변 환경인수에 가장 적합한 칼라 불변량을 선택한 후, 선택된 칼라 불변량을 이용하여 에지 기반으로 영상을 효과적으로 분할하였다. 그 결과 조명, 음영, 하이라이트와 같은 주변의 여러 환경 하에서 다른 기존의 방법들에 비해 보다 강건하게 영상을 분할하는 것을 확인할 수 있었다. 본 논문에서 제안한 칼라 불변량 기반의 영상 분할은 주변 환경에 민감하지 않고 강건하게 영상 분할이 필

요한 제스처 인식, 디지털 비디오의 검색 및 색인, 얼굴 감지 및 추적, 실시간 모니터링 등의 여러 실제 응용분야에서 매우 유용하게 사용될 것으로 기대한다.

향후에는 칼라 불변량을 다양한 에지 측정 방법에 적용하여, 주변 환경의 조건에 가장 적합한 에지 측정 방법에 대한 연구 및 이를 다양한 환경에서 촬영한 영상들에 적용하여 그 정확성과 강인성에 대한 검증을 진행할 예정이다.

참고문헌

- [1] Ety Navon, Ofer Miller, and Amir Averbuch, "Color Image Segmentation based on Adaptive Local Thresholds," *Image and Vision Computing*, Vol. 23, No. 1, pp. 69-85, January 2005.
- [2] Wei-Ying Ma and B. S. Manjunath, "EdgeFlow: A Technique for Boundary Detection and Image Segmentation," *IEEE Transaction on Image Processing*, Vol. 9, No. 8, August 2000.
- [3] N. Bonnet, J. Cutrona, and M. Herbin, "A 'No-Threshold' Histogram-based Image Segmentation Method," *Pattern Recognition*, Vol. 35, No. 10, pp. 2319-2322, 2002.
- [4] D. A. Forsyth and J. Ponce, "*Computer Vision: A Modern Approach*," Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 2002.
- [5] Yuri Boykov, Gareth Funka-Lea, "Graph Cuts and Efficient N-D Image Segmentation," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 70, No. 2, pp. 109-131, 2006.
- [6] Lei Ding and Alper Yilmaz, "Interactive Image Segmentation Using Probabilistic Hypergraphs," *Pattern Recognition*, Vol. 43, No. 5, pp. 1863-1873, May 2010.
- [7] Jan-Mark Geusebroek, Rein van den Boomgaard, and Arnold W.M. Smeulders "Color Invariance," *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, Issue 12, pp. 1338-1350, December 2001.
- [8] Gunther Wyszecki and W. S. Stiles, *Color Science: Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae*, Second Edition, John Wiley & Sons, Inc., 2000.
- [9] M. S. Rafael, E. Aguirre, G. S. Miguel, "People Detection and Tracking Using Stereo Vision and Color," *Image and Vision Computing*, Vol. 25, No. 6, pp. 995-1007, June 2007.
- [10] Shree K. Nayar, Xi-Sheng Fang, and Terrance Boulton, "Removal of Specularities Using Color and Polarization," *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 583-590, 1993.
- [11] Sang Wook Lee and Ruzena Bajcsy, "Detection of Specularity Using Colour and Multiple Views," *Image and Vision Computing*, Vol. 10, No. 10, pp. 643-653, December 1992.
- [12] 배철민, 문영식, "측광입체시법을 이용한 하이라이트 검출과 농담차이를 이용한 물체 복원," 한국정보과학회 춘계학술발표논문집, 제 22권, 제 1호, 1055-1058쪽, 1995년.

저자소개



장석우

2000년 8월: 숭실대학교대학원

컴퓨터학과 (공학박사)

2009년 3월 - 현재: 안양대학교

디지털미디어학과 교수

관심분야: 로봇비전, 증강현실, HCI,

게임, 비디오 색인 및 검색,

건설정보화 등